

10/501332

P25675.P03

22 JUL 2004

IN THE UNITED STATES PATENT AND TRADEMARK OFFICE

Applicant : Yongsheng GAO et al.

Appl. No: Not Yet Assigned (U.S. National Phase of PCT/JP03/04550) **PCT Branch**

Filed : Concurrently Herewith (I.A. Filed April 10, 2003)

For : METHOD AND APPARATUS FOR FACE DESCRIPTION AND
RECOGNITION USING HIGH-ORDER EIGENCOMPONENTS

CLAIM OF PRIORITY

Commissioner for Patents
P.O. Box 1450
Alexandria, VA 22313-1450

Sir:

Applicant hereby claims the right of priority granted pursuant to 35 U.S.C. 119 based upon Japanese Application No. 2002-110936, filed April 12, 2002. The International Bureau already should have sent a certified copy of the Japanese application to the United Stated designated office. If the certified copy has not arrived, please contact the undersigned.

Respectfully submitted,
Yongsheng GAO et al.

Bruce H. Bernstein Reg. No. 29,027
Bruce H. Bernstein
Reg. No. 29,027

July 21, 2004
GREENBLUM & BERNSTEIN, P.L.C.
1950 Roland Clarke Place
Reston, VA 20191
(703) 716-1191

日本国特許庁
JAPAN PATENT OFFICE

10.04.03

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office

出願年月日
Date of Application:

2002年 4月12日

REC'D 06 JUN 2003

出願番号
Application Number:

特願2002-110936

WIPO PCT

[ST.10/C]:

[JP2002-110936]

出願人
Applicant(s):

松下電器産業株式会社

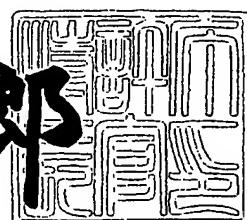
**PRIORITY
DOCUMENT**

SUBMITTED OR TRANSMITTED IN
COMPLIANCE WITH RULE 17.1(a) OR (b)

2003年 5月20日

特許庁長官
Commissioner,
Japan Patent Office

太田信一郎



出証番号 出証特2003-3036740

【書類名】 特許願
 【整理番号】 183085
 【特記事項】 特許法第36条の2第1項の規定による特許出願
 【提出日】 平成14年 4月12日
 【あて先】 特許庁長官殿
 【国際特許分類】 G06K 9/36
 【発明者】

【住所又は居所】 シンガポール639798シンガポール、ナンヤン・アベニュー・ナンバー2エイ-32番、ブロック・エヌ4、ナンヤン工科大学内

【氏名】 ガオ・ヨンシェン

【発明者】

【住所又は居所】 シンガポール534415シンガポール、タイ・セン・アベニュー、ブロック1022、04-3530番、タイ・セン・インダストリアル・エステイト、パナソニック・シンガポール研究所株式会社内

【氏名】 チャク ジュー・リー

【発明者】

【住所又は居所】 シンガポール534415シンガポール、タイ・セン・アベニュー、ブロック1022、04-3530番、タイ・セン・インダストリアル・エステイト、パナソニック・シンガポール研究所株式会社内

【氏名】 シエン メイ・シェン

【発明者】

【住所又は居所】 シンガポール534415シンガポール、タイ・セン・アベニュー、ブロック1022、04-3530番、タイ・セン・インダストリアル・エステイト、パナソニック・シンガポール研究所株式会社内

【氏名】 ファング・ゾンヤン

【発明者】

【住所又は居所】 大阪府門真市大字門真1006番地 松下電器産業株式会社内

【氏名】 妹尾 孝憲

【特許出願人】

【識別番号】 000005821

【住所又は居所】 大阪府門真市大字門真1006番地

【氏名又は名称】 松下電器産業株式会社

【代理人】

【識別番号】 100062144

【弁理士】

【氏名又は名称】 青山 葵

【選任した代理人】

【識別番号】 100086405

【弁理士】

【氏名又は名称】 河宮 治

【手数料の表示】

【予納台帳番号】 013262

【納付金額】 35,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 外国語明細書 1

【物件名】 外国語図面 1

【物件名】 外国語要約書 1

【包括委任状番号】 9602660

【ブルーフの要否】 要

【書類名】

外國語明細書

SPECIFICATION**1. TITLE OF THE INVENTION**

A component-based method for face description and recognition using high-order eigencomponents

2. WHAT IS CLAIMED IS

- (1) A method for extracting component features for face description, comprising the steps of:
 calculating the 1st -order eigencomponents with training face images;
 calculating the 2nd -order eigencomponents with the said training face images;
 getting the 2nd -order component features for a face image to be described from the 2nd -order eigencomponents; and
 selecting features to describe the said face image from the 2nd -order component features.
- (2) A method for extracting component features for face description, comprising the steps of:
 calculating the 1st -order eigencomponents with training face images;
 getting the 1st -order component features for a face image to be described from the 1st -order eigencomponents;
 calculating the 2nd -order eigencomponents with the said training face images;
 getting the 2nd -order component features for the said face image to be described from the 2nd -order eigencomponents; and
 selecting features to describe the said face image from the 1st -order and 2nd -order component features.
- (3) A method for describing a face image, comprising the steps of:
 scanning the said facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline) into a single dimensional array of pixels;
 subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component;
 multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st -order and high-order eigencomponents (such as eigeneyes, eigeneyebrows, eigenoses, eigenmouths and eigenoutlines);
 using the resulting component features as description of the component; and
 combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face.
- (4) A method for describing a face image, comprising the steps of:
 normalizing the said face image into a standard size;
 scanning the said facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline) into a single dimensional array of pixels;

subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component; multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st-order and high-order eigencomponents (such as eigeneyes, eigeneyebrows, eigenoses, eigenmouths and eigenoutlines); using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face; and coding the said features into a coded representation.

- (5) A method for describing a face image, comprising the steps of: normalizing the said face image into a standard size; using a preset block to get the facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline); scanning the said facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline) into a single dimensional array of pixels; subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component; multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st-order and high-order eigencomponents (such as eigeneyes, eigeneyebrows, eigenoses, eigenmouths and eigenoutlines); using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face; and coding the said features into a coded representation.
- (6) A method for efficiently combining different eigencomponents for face image features description, comprising the steps of: using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face; selecting the efficient weights for different components (such as eyes, eyebrows, noses, mouth and outline) according to the application field; and coding the said features into a coded representation.
- (7) A method for efficiently combining different eigencomponents with whole eigenface for face image features description, comprising the steps of: using the resulting face eigenfeatures as description of the face image; using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) including whole face features using different attention weights to describe the face; selecting the efficient weights for different components (such as eyes, eyebrows, noses, mouth and outline) including whole face according to the application field; and coding the said features into a coded representation.

3. DETAILED DESCRIPTION OF THE INVENTION

3.1 Industrial Field of Utilization

This invention can be used in face description and recognition for content-based image retrieval, human face identification and verification for bank, security system and videophone; surveillance and tracking; digital library and Internet multimedia database.

3.2 Background and Prior Art

Human face perception is an active area in the computer vision community. Face recognition will play an important role in multimedia database search and many other applications. In recent years considerable progress has been made on the problems of face detection and recognition. Different techniques were proposed. Among these, neural networks, elastic template matching, Karhunen-Loeve expansion, algebraic moments and isodensity lines are typical methods.

Among these methods, principal component analysis (PCA) or Karhunen-Loeve expansion is an important branch. Eigenface method is derived from PCA and it is convenient to be computed and has consistent accuracy in identification. Prior work showed that the PCA approach dissociates spontaneously between different types of information. The eigenvectors with large eigenvalues capture information that is common to subsets of faces and eigenvectors with small eigenvalues capture information specific to individual face. The studies show that only the information contained by the eigenvectors with large eigenvalues can be generalized to new faces that are not trained.

3.3 Problem to be solved

The advantage of eigenface method is that eigenvectors with large eigenvalues convey information relative to the basic shape and structure of the faces. That means features extracted from eigenvectors with large eigenvalues can be used to describe major characteristics of human faces. However, this is also the weakness of PCA. If we only consider the features extracted from eigenvectors with large eigenvalues, we cannot get the details of faces which corresponds to individual face. If these details of individual face can be described with the common features of human faces, the description of human faces can be more accurate.

One drawback of eigenface method is that the contributions of all facial component areas are same. Instead of evenly distributed on the whole face, the identity information mainly locates at the certain facial areas, such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline. The check area contains less identity information and is relatively sensitive to lighting condition changes and facial expression changes. If the identity significances of facial components can be used, the recognition of human face can be more accurate.

3.4 Means of Solving the Problem

Eigenface method is effective to extract common face characteristics such as shape and structure. In order to get details of faces that are lost when eigenvectors with small eigenvalues are truncated, the reconstructed faces with the features from eigenvectors with large eigenvalues should be obtained. With the reconstructed face images, the residue images between original images and reconstructed matrices can be obtained. These residue faces can be looked as high-passed face images, which still contain rich detailed information for individual face. In order to describe these residue faces, eigenface method can be used on these residue faces again. The obtained eigenvectors with large eigenvalues will reveal the common characteristics of residue faces. With this method, high-order eigenvectors with large eigenvalues can be obtained to extract corresponding features. The combination of these features from different order eigenfaces can be used to describe faces effectively.

Similarly, first order and higher order principal components (eigencomponents) of facial components can be obtained to describe the characteristics of the corresponding facial areas. The combination of these features from different order eigencomponents can be used to describe individual facial components efficiently. Finally, human faces can be represented by a combination of different order eigencomponents with different attention weights. For different application fields, different components should have different functionalities (its strongness or weakness). Different weights should be assigned for that component.

The first method for extracting component features for face description according to the invention, comprises the steps of: calculating the 1st -order eigencomponents with training face images; calculating the 2nd -order eigencomponents with the said training face images; getting the 2nd -order component features for a face image to be described from the 2nd -order eigencomponents; and selecting features to describe the said face image from the 2nd -order component features.

The second method for extracting component features for face description according to the invention, comprises the steps of: calculating the 1st -order eigencomponents with training face images; getting the 1st -order component features for a face image to be described from the 1st -order eigencomponents; calculating the 2nd -order eigencomponents with the said training face images; getting the 2nd -order component features for the said face image to be described from the 2nd -order eigencomponents; and selecting features to describe the said face image from the 1st -order and 2nd -order component features.

The third method for describing a face image according to the invention, comprises the steps of: scanning the said facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline) into a single dimensional array of pixels; subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component; multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st-order and high-order eigencomponents (such as eigeneyes, eigeneyebrows, eigenoses, eigenmouths and eigenoutlines); using the resulting component features as description of the component; and combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face.

The fourth method for describing a face image according to the invention, comprises the steps of: normalizing the said face image into a standard size; scanning the said facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline) into a single dimensional array of pixels; subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component;

multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st-order and high-order eigencomponents (such as eigeneyes, eigeneyebrows, eigennooses, eigenmouths and eigenoutlines); using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face; and coding the said features into a coded representation.

The fifth method for describing a face image according to the invention, comprising the steps of: normalizing the said face image into a standard size; using a preset block to get the facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline); scanning the said facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline) into a single dimensional array of pixels; subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component; multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st-order and high-order eigencomponents (such as eigeneyes, eigeneyebrows, eigennooses, eigenmouths and eigenoutlines); using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face; and coding the said features into a coded representation.

The sixth method for efficiently combining different eigencomponents for face image features description according to the invention, comprises the steps of: using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) using different attention weights to describe the face; selecting the efficient weights for different components (such as eyes, eyebrows, noses, mouth and outline) according to the application field; and coding the said features into a coded representation.

The seventh method for efficiently combining different eigencomponents with whole eigenface for face image features description according to the invention, comprises the steps of: using the resulting face eigenfeatures as description of the face image; using the resulting component features as description of the component; combining the various component features (such as eyes features, eyebrows features, nose features, mouth features and outline features) including whole face features using different attention weights to describe the face; selecting the efficient weights for different components (such as eyes, eyebrows, noses, mouth and outline) including whole face according to the application field; and coding the said features into a coded representation.

3.5 Operation of the Invention

The present invention provides a method to interpret human faces which can be used for image retrieval (query by face example), person identification and verification, surveillance and tracking, and other face recognition applications. In order to describe face characteristics, the concept of high-order eigencomponents is proposed according to our observation and derivation. At first, all face images are normalized to a standard size. Then the vertical location of eyes is calculated and the face is shifted to a suitable place. When all these pre-processing procedures are finished, the eigencomponents and high-order eigencomponents can be derived from a set of training face images. In order to query a face image in a face database, the features of the image projected with eigencomponents and high-order

eigencomponents can be calculated with the selected eigencomponents and high-order eigencomponents. The combination of these features can be used to describe faces. With this description, Euclidean distance can be used for similarity measurement. In order to improve the similarity accuracy, the features should be weighted.

3.6 Embodiments

The present invention gives a method to extract higher order eigencomponent features and represent a face by combining different order component features.

With the normalized face images, the eigencomponents and high-order eigencomponents can be obtained as follows.

First use a preset block for the normalized face images to get the facial component (such as eyes, eyebrows, nose, mouth and outline);

Consider a facial component Φ_i , which is a one-dimensional vector of raster-scanned facial component, define Ψ as the average component:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \quad (1)$$

Every facial component differs from the average component by a vector $\Gamma_i^{(1)} = \Phi_i - \Psi$. The covariance matrix of the data is thus defined as:

$$Q = A^{(1)} A^{(1)T} \quad (2)$$

where $A^{(1)} = [\Gamma_1^{(1)} \Gamma_2^{(1)} \dots \Gamma_M^{(1)}]$.

Note that Q has dimension $wh \times wh$ where w is the width of the component and h is the height. The size of this matrix is enormous, but since we only sum up a finite number of component vectors M , the rank of this matrix can not exceed $M-1$. We note that if $v_i^{(1)}$ is the eigenvector of $A^{(1)T} A^{(1)}$ ($i=1,2,\dots,M$), then $A^{(1)T} A^{(1)} v_i^{(1)} = \lambda_i^{(1)} v_i^{(1)}$ where $\lambda_i^{(1)}$ are the eigenvalue of $A^{(1)T} A^{(1)}$, then $A^{(1)T} v_i^{(1)}$ are the eigenvectors of $A^{(1)} A^{(1)T}$ as we see by multiplying on the left by $A^{(1)}$ in the previous equation:

$$A^{(1)} A^{(1)T} A^{(1)} v_i^{(1)} = A^{(1)} \lambda_i^{(1)} v_i^{(1)} = \lambda_i^{(1)} A^{(1)} v_i^{(1)}$$

But $A^{(1)T} A^{(1)}$ is only of size $M \times M$. So defining $u_i^{(1)}$ the eigenvector of $A^{(1)T} A^{(1)}$ we have

$$u_i^{(1)} = A^{(1)}v_i^{(1)} = \sum_{k=1}^M v_{ik}^{(1)} \Gamma_k^{(1)}$$

The eigenvalue $\lambda_i^{(1)}$ is the variance along the new coordinate space spanned by eigenvectors $u_i^{(1)}$. From here on we assume that the order of i is such that the eigenvalues $\lambda_i^{(1)}$ are decreasing. The eigenvalues are decreasing in exponential fashion. Therefore we can project a facial component $\Gamma^{(1)}$ onto only $M_1 \ll M$ dimensions by computing $W^{(1)} = \{w_k^{(1)}\}$ where $w_k^{(1)} = u_k^{(1)T} \Gamma^{(1)}$ and $1 \leq k \leq M_1$. $w_k^{(1)}$ is the k -th coordinate of $\Gamma^{(1)}$ in the new coordinate system. In this context, $W^{(1)}$ is called 1st-order component features. The vectors $u_k^{(1)}$ are actually images, and are called 1st-order eigencomponents. Let $U^{(1)} = [u_1^{(1)} u_2^{(1)} \dots u_{M_1}^{(1)}]$, then

$$W^{(1)} = U^{(1)T} \Gamma^{(1)} \quad (3)$$

Since $U^{(1)}$ is an $M_1 \times P$ matrix, we cannot get its inverse. However, we can use its pseudo inverse to approximate its inverse. Let $U^{(1)T}$ be the pseudo-inverse of $U^{(1)T}$, then

$$\hat{\Gamma}^{(1)} = U^{(1)T} W^{(1)} \quad (4)$$

where $\hat{\Gamma}^{(1)}$ is the reconstructed matrix from $W^{(1)}$ and $U^{(1)}$.

Since a residue facial component vector still contains rich information for the individual component, facial component features should be extracted from the residue component again. Let $A^{(2)} = [\Gamma_1^{(2)} \Gamma_2^{(2)} \dots \Gamma_M^{(2)}]$, $\lambda_i^{(2)}$ be the eigenvalues of $A^{(2)T} A^{(2)}$ and $v_i^{(2)}$ be the corresponding eigenvectors of $A^{(2)T} A^{(2)}$. Then $A^{(2)T} A^{(2)} v_i^{(2)} = \lambda_i^{(2)} v_i^{(2)}$. Based on above discussion, the eigenvectors of $A^{(2)T} A^{(2)}$ are $u_i^{(2)} = A^{(2)} v_i^{(2)}$. Therefore we can project a residue component $\Gamma^{(2)}$ onto only $M_2 \ll M$ dimensions by computing $W^{(2)} = \{w_k^{(2)}\}$, where

$$w_k^{(2)} = u_k^{(2)T} \Gamma^{(2)} \quad (5)$$

and $1 \leq k \leq M_2$. Since $u_k^{(2)}$ are the eigenvectors of the residue component, we call $u_k^{(2)}$ the 2nd-order eigencomponents and $w_k^{(2)}$ the 2nd-order component features.

Let $U^{(2)} = [u_1^{(2)} u_2^{(2)} \dots u_{M_2}^{(2)}]$, Eq.(5) can be written as

$$\begin{aligned}
 W^{(2)} &= U^{(2)T} \Gamma^{(2)} \\
 &= U^{(2)T} \left(\Gamma^{(1)} - \hat{\Gamma}^{(1)} \right) \\
 &= U^{(2)T} \left(\Gamma^{(1)} - U^{(1)+} W^{(1)} \right) \\
 &= U^{(2)T} \left(\Gamma^{(1)} - U^{(1)+} U^{(1)T} \Gamma^{(1)} \right) \\
 &= \left(U^{(2)T} - U^{(2)T} U^{(1)+} U^{(1)T} \right) \Gamma^{(1)}
 \end{aligned} \tag{6}$$

Let $U_2 = \left(U^{(2)T} - U^{(2)T} U^{(1)+} U^{(1)T} \right)^T$, we have

$$W^{(2)} = U_2^T \Gamma^{(1)} \tag{7}$$

Since U_2 is a constant transform matrix and it is just calculated once, it will not affect the efficiency of computation. The facial component can be described with $\Omega(\Phi) = [w_1^{(1)}, w_2^{(1)}, \dots, w_{M_1}^{(1)}, w_1^{(2)}, w_2^{(2)}, \dots, w_{M_2}^{(2)}]^T$, where $1 \leq M_1 \leq M$. The computational burden does not increase in computing $\Omega(\Phi)$ compared with only computing component features from eigencomponents U .

The residue components are called 2nd-order residue components and the original components are called 1st-order residue components.

With the same method, we also can derive 3rd-order, 4th-order, ..., and nth-order eigencomponents. By projecting the residue components of corresponding order, we can get 3rd-order, 4th-order, ..., nth-order component features. With these high-order component features, the similarity of components can be defined as the weighted Euclidean distance between the projections. Fig.1 illustrates the procedure to compute the ith-order eigencomponents $U^{(i)}$ and the corresponding transform matrix U_i . In the figure, Pseudo_Inv(B) is the function to calculate the pseudo-inverse of matrix B.

The measure of dissimilarity of two faces H_1 and H_2 is defined as a combined distance between various facial component features generated from the projections of eigencomponents (i.e. eigeneyes, eigeneyebrows, eigennooses, eigenmouths and eigenoutlines) and eigenfaces.

$$\begin{aligned}
D(H_1, H_2) = & \sum_{i=1}^{M_1^{eye}} a_1^{eye} \left\| w_i^{(1)} \left(\Phi_1^{eye} \right) - w_i^{(1)} \left(\Phi_2^{eye} \right) \right\| + \sum_{j=1}^{M_2^{eye}} a_2^{eye} \left\| w_j^{(2)} \left(\Phi_1^{eye} \right) - w_j^{(2)} \left(\Phi_2^{eye} \right) \right\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{eyebrow}} a_1^{eyebrow} \left\| w_i^{(1)} \left(\Phi_1^{eyebrow} \right) - w_i^{(1)} \left(\Phi_2^{eyebrow} \right) \right\| + \sum_{j=1}^{M_2^{eyebrow}} a_2^{eyebrow} \left\| w_j^{(2)} \left(\Phi_1^{eyebrow} \right) - w_j^{(2)} \left(\Phi_2^{eyebrow} \right) \right\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{nose}} a_1^{nose} \left\| w_i^{(1)} \left(\Phi_1^{nose} \right) - w_i^{(1)} \left(\Phi_2^{nose} \right) \right\| + \sum_{j=1}^{M_2^{nose}} a_2^{nose} \left\| w_j^{(2)} \left(\Phi_1^{nose} \right) - w_j^{(2)} \left(\Phi_2^{nose} \right) \right\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{mouth}} a_1^{mouth} \left\| w_i^{(1)} \left(\Phi_1^{mouth} \right) - w_i^{(1)} \left(\Phi_2^{mouth} \right) \right\| + \sum_{j=1}^{M_2^{mouth}} a_2^{mouth} \left\| w_j^{(2)} \left(\Phi_1^{mouth} \right) - w_j^{(2)} \left(\Phi_2^{mouth} \right) \right\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{outline}} a_1^{outline} \left\| w_i^{(1)} \left(\Phi_1^{outline} \right) - w_i^{(1)} \left(\Phi_2^{outline} \right) \right\| + \sum_{j=1}^{M_2^{outline}} a_2^{outline} \left\| w_j^{(2)} \left(\Phi_1^{outline} \right) - w_j^{(2)} \left(\Phi_2^{outline} \right) \right\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1} a_1 \left\| w_i^{(1)} \left(H_1 \right) - w_i^{(1)} \left(H_2 \right) \right\| + \sum_{j=1}^{M_2} a_2 \left\| w_j^{(2)} \left(H_1 \right) - w_j^{(2)} \left(H_2 \right) \right\|
\end{aligned}$$

If $a_1 = 0$, the similarity of face images will be measured only with 2nd-order features.

With the method mentioned above, the method for describing a face image can be considered as follows:

- 1) Scanning the said facial component by using a raster scan starting at the top-left corner of the component window and finishing at the bottom-right corner of the component window into a single dimensional array of pixels;
- 2) Subtracting the said single dimensional array of pixels with the average component;
- 3) Multiplying the said subtracted single dimensional array of pixels with the said 1st-order and high-order eigencomponents;
- 4) Using the resulting component features as description of the face;
- 5) Coding the said features into a coded representation.

With this method, the human faces can be described effectively and efficiently in space with different attention weights corresponding to the significance of identity information of human face.

3.7 Effects of Invention

This invention is very effective for describing human faces using component-based features. Since the high-order eigencomponents can be calculated only once with the training components, the high-order component features can be obtained as efficient as 1st-order component features. However, since detailed regional identity information can be revealed with high-order component features, the combination of 1st-order component features and high-order component features of eyes, eyebrows, nose, mouth and outline with different attention weights has better face description capability compared with the 1st-order eigenface features or combined 1st-order and high-order eigenface features.

This invention is very effective and efficient in describe human faces which can be used in internet multimedia database retrieval, video editing, digital library, surveillance and tracking, and other applications using face recognition and verification broadly.

4. BRIEF DESCRIPTION OF THE DRAWINGS

Figure 1: Shows the procedure for computing 1st-order feature $W^{(1)}$

Figure 2: Procedures for computing ith-order eigencomponents $U^{(i)}$ and the corresponding transform matrix U_i

【書類名】 外国語図面

Fig.1

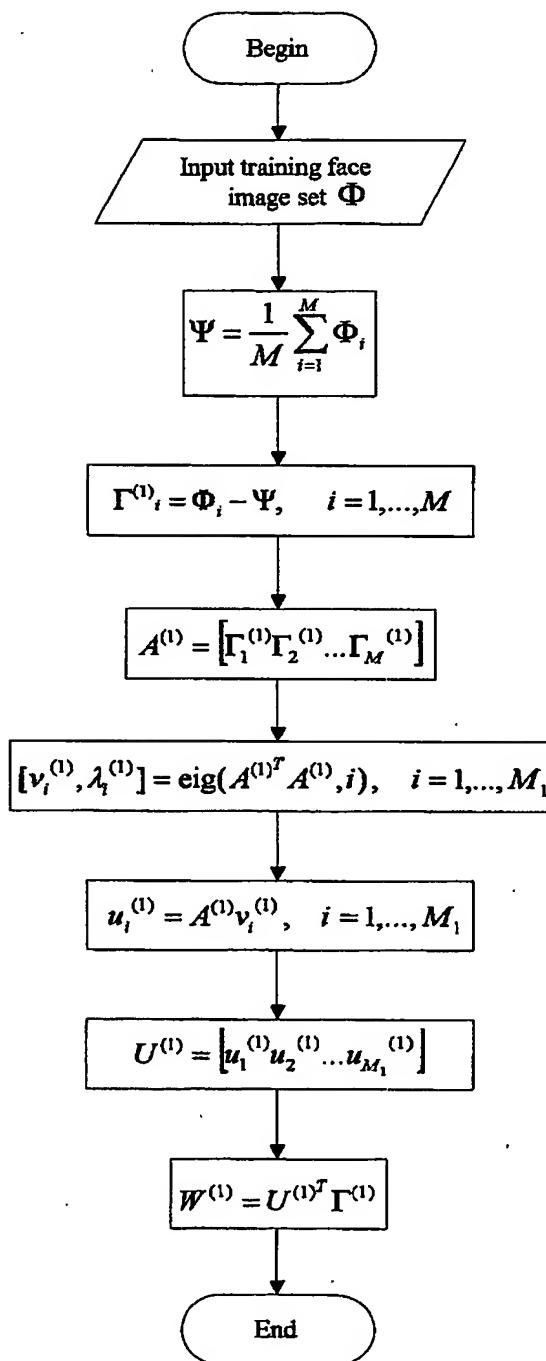
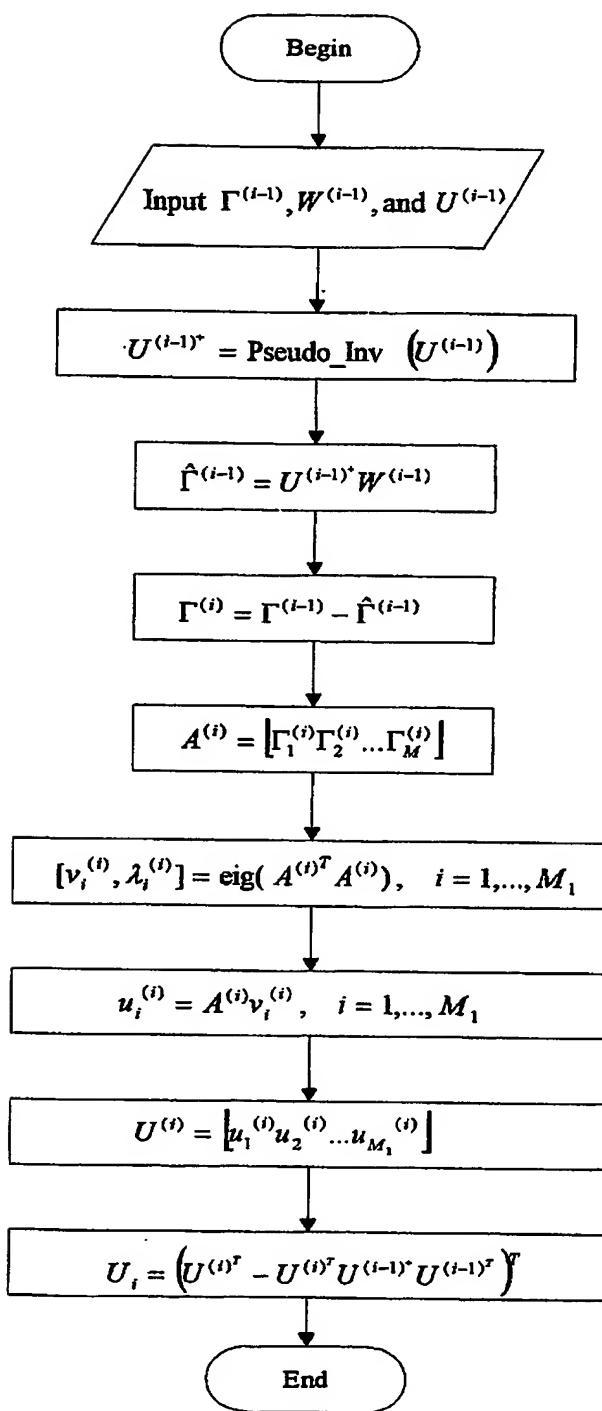


Fig. 2



【書類名】

外国語要約書

ABSTRACT

This invention provides a component-based method to code and recognize human faces effectively and efficiently. High-order eigencomponents are proposed to describe detailed regional information of that particular facial component. A formula is given to calculate high-order transform matrix for projection. The high-order component features can be used individually to describe a facial component or combined with 1st-order component features. Since detailed regional identity information can be revealed with high-order component features, the combination of 1st-order component features and high-order component features of eyes, eyebrows, nose, mouth and outline with different attention weights (based on the significance of identity information of the corresponding area) has better face description capability compared with the 1st-order eigenface features or combined 1st-order and high-order eigenface features.

This invention can be used in Internet multimedia database retrieval, digital library, video editing, surveillance and tracking, and other applications using face recognition and verification.

(Fig. 1)

【書類名】 翻訳文提出書

【整理番号】 183085

【提出日】 平成14年 6月12日

【あて先】 特許庁長官殿

【出願の表示】

【出願番号】 特願2002-110936

【特許出願人】

【識別番号】 000005821

【氏名又は名称】 松下電器産業株式会社

【代理人】

【識別番号】 100062144

【弁理士】

【氏名又は名称】 青山 葵

【確認事項】

本書に添付した翻訳文は、外国語書面出願の願書に添付して提出した外国語明細書、外国語図面及び外国語要約書に記載した事項を過不足なく適正な日本語に翻訳したものである。

【提出物件の目録】

【物件名】 外国語明細書の翻訳文 1

【物件名】 外国語図面の翻訳文 1

【物件名】 外国語要約書の翻訳文 1

【ブルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 高次固有成分を用いる、成分に基づく顔の記述および認識方法

【特許請求の範囲】

【請求項1】 顔を記述するために成分特徴を抽出する方法であって、
学習用顔画像を用いて一次固有成分を計算するステップと、
前記学習用顔画像を用いて二次固有成分を計算するステップと、
前記二次固有成分から、記述すべき顔の画像の二次成分特徴を得るステップと

前記二次成分特徴から、前記顔画像を記述するための特徴を選択するステップとを含むことを特徴とする方法。

【請求項2】 顔を記述するために成分特徴を抽出する方法であって、
学習用顔画像を用いて一次固有成分を計算するステップと、
前記一次固有成分から、記述すべき顔画像の一次成分特徴を取得するステップと、
前記学習用顔画像を用いて二次固有成分を計算するステップと、
前記二次固有成分から、記述すべき顔画像の二次成分特徴を取得するステップと、
前記一次および二次成分特徴から前記顔画像を記述するための特徴を選択するステップとを含むことを特徴とする方法。

【請求項3】 顔画像を記述する方法であって、
顔成分（目、眉、鼻、口、および輪郭等）を走査して一次元ピクセル配列を取得するステップと、
前記一次元ピクセル配列から平均成分を減算するステップと、
前記減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分（固有目、
固有眉、固有鼻、固有口、および固有輪郭等）を乗算するステップと、
得られた成分特徴を顔の記述として用いるステップと、
異なる注目度重みを用いて各種の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、
口の特徴、および輪郭の特徴等）を組み合わせて、顔を記述するステップとを含むことを特徴とする方法。

【請求項4】 顔画像を記述する方法であって、
前記顔画像を標準サイズに正規化するステップと、
顔成分（目、眉、鼻、口、および輪郭等）を走査して一次元ピクセル配列を得
るステップと、
前記一次元ピクセル配列から平均成分を減算するステップと、
前記減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分（固有目、
固有眉、固有鼻、固有口、および固有輪郭等）を乗算するステップと、
得られた成分特徴を成分の記述として用いるステップと、
顔を記述するために異なる注目度重みを用いて種々の成分特徴（目の特徴、眉
の特徴、鼻の特徴、口の特徴、および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと
、
前記特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含むことを特徴とする方
法。

【請求項5】 顔画像を記述する方法であって、
前記顔画像を標準サイズに正規化するステップと、
所定のブロックを用いて顔の成分（目、眉、鼻、口および輪郭等）を得るステ
ップと、
前記顔の成分（目、眉、鼻、口および輪郭等）を走査して一次元ピクセル配列
を得るステップと、
前記一次元ピクセル配列から平均成分を減算するステップと、
前記減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分（固有の目
、固有の眉、固有の鼻、固有の口および固有の輪郭等）を乗算するステップと、
得られた成分特徴を、前記成分の記述として用いるステップと、
顔を記述するために異なる注目度重みを用いて各種の成分特徴（目の特徴、眉
の特徴、鼻の特徴、口の特徴および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、
前記特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含むことを特徴とする
方法。

【請求項6】 顔画像の特徴を記述するために異なる固有成分を効率的に組
み合わせる方法であって、

得られた成分特徴を前記成分の記述として用いるステップと、

顔を記述するために異なる注目度重みを用いて各種の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、

適用分野に応じて異なる成分（目、眉、鼻、口や輪郭等）に対する効率的な重みを選択するステップと、

前記特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含むことを特徴とする方法。

【請求項7】 顔画像の特徴を記述するために異なる固有の成分を固有の顔全体と効率的に組み合わせる方法であって、

得られた顔の固有特徴を前記顔画像の記述として用いるステップと、

得られた成分特徴を前記成分の記述として用いるステップと、

顔を記述するために異なる注目度重みを用いて顔の特徴の全体を含む種々の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴、および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、

適用分野に応じて顔特全体を含む異なる成分（目、眉、鼻、口や輪郭等）に対する効率的な重みを選択するステップと、

前記特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含むことを特徴とする方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、コンテンツに基づく画像検索用の顔記述および認識、銀行、セキュリティシステムおよびテレビ電話用の人物の顔の識別および認証、監視および追跡、電子図書館およびインターネット・マルチメディア・データベースに利用できる。

【0002】

【従来の技術】

人間の顔の認識はコンピュータビジョン分野において盛んな領域である。顔認識はマルチメディアのデータベース検索やその他各種のアプリケーションにおいて

て重要な役割を果たすであろう。近年、顔の検知および認識問題において相当の進展があり、さまざまな技術が提案されている。これらのうち、ニューラルネットワーク、弾性テンプレート・マッチング、Karhunen-Loeve展開、代数的モーメントおよび等濃度線が典型的な方法である。

【0003】

これらの方法のうち、主成分解析（PCA）またはKarhunen-Loeve展開が重要な流れである。固有顔法（Eigenface method）はPCAから導かれ、計算に好都合であり、識別能力が一貫して正確である。従来の研究によれば、PCAの解法は異なる種類の情報同士を自然に区別できることがわかっている。固有値が大きい固有ベクトルは顔の部分構造に共通の情報を取得し、固有値が小さい固有ベクトルは個々の顔に固有の情報を取得する。研究により、固有値が大きい固有ベクトルが含む情報だけが、未学習の新しい顔に一般化できることがわかっている。

【0004】

【発明が解決しようとする課題】

固有顔法の利点は、固有値が大きい固有ベクトルが顔の基本形状と構造に対応する情報を持っていることである。これは、固有値が大きい固有ベクトルから抽出された特徴を利用して人物の顔の主要な特徴を記述することができるこ意味する。しかし、これは同時にPCAの弱点でもある。固有値が大きい固有ベクトルから抽出された特徴だけを考慮したならば、個々の顔に対応する顔の細部を得ることができない。個々の顔のこれらの細部を、人物の顔共通の特徴で記述することができれば、人物の顔記述がより正確になる。

【0005】

固有顔法の欠点の一つは、顔成分の寄与率がすべて等しいことである。識別情報は、顔全体に均等に分布しているのではなく、目、眉、鼻、口および輪郭等の顔の一定部分に主に存在する。頬の部分は識別情報を少ししか含まず、照明状態の変化や表情の変化の影響を受けやすい。顔成分の識別の重要性を考慮することにより、人物の顔の認識がより正確に行なえるだろう。

【0006】

【課題を解決するための手段】

固有顔法は、形状や構造のような顔の一般的な特徴の抽出に効果的である。固有値が小さい固有ベクトルが切り捨てられた場合に失われる顔の細部を取得するために、固有値が大きい固有ベクトルからの特徴により再構築された顔を取得すべきである。再構築された顔の画像により、元の画像と再構築されたマトリックスとの間の残余画像が得られる。これらの残余顔は高域通過された顔画像と見なされ、依然として個々の顔の細部情報を豊富に含んでいる。これらの残余顔を記述するために、固有顔法を再びこれらの残余顔に適用することができる。取得された、固有値が大きい固有ベクトルにより残余顔に共通する特徴が明らかになろう。本方法により、固有値が大きい高次固有ベクトルが得られ、対応する特徴が抽出され得る。異なる次数の固有顔から得られるこれらの特徴の組み合わせを用いて、効率的に顔を記述することができる。

【0007】

同様に、顔成分の一次およびより高次の主成分（固有成分）を取得して対応する顔領域の特徴を記述することができる。異なる次数の固有成分から得られたこれらの特徴を組み合わせて利用することにより、個々の顔成分を効率的に記述することができる。最終的に、人間の顔は、さまざまな注目度重みを付けた異なる次数の固有成分の組み合わせで表現することができる。種々の適用分野に対して、成分毎に相関性（強さ、弱さ）を異ならせる必要がある。それぞれの成分に対して異なる重み付けを割り当てる必要がある。

【0008】

第1の、顔を記述するために成分特徴を抽出する方法は、学習用顔画像を用いて一次固有成分を計算するステップと、学習用顔画像を用いて二次固有成分を計算するステップと、二次固有成分から記述すべき顔の画像の二次成分特徴を得るステップと、二次成分特徴から顔画像を記述するための特徴を選択するステップとを含む。

【0009】

第2の、顔を記述するために成分特徴を抽出する方法は、学習用顔画像を用いて一次固有成分を計算するステップと、一次固有成分から、記述すべき顔画像の

一次成分特徴を取得するステップと、学習用顔画像を用いて二次固有成分を計算するステップと、二次固有成分から、記述すべき顔画像の二次成分特徴を取得するステップと、一次および二次成分特徴から前記顔画像を記述するための特徴を選択するステップとを含む。

【0010】

第3の、顔画像を記述する方法は、顔成分（目、眉、鼻、口、および輪郭等）を走査して一次元ピクセル配列を取得するステップと、一次元ピクセル配列から平均成分を減算するステップと、減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分（固有目、固有眉、固有鼻、固有口、および固有輪郭等）を乗算するステップと、得られた成分特徴を顔の記述として用いるステップと、異なる注目度重みを用いて各種の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴、および輪郭の特徴等）を組み合わせて、顔を記述するステップとを含む。

【0011】

第4の、顔画像を記述する方法は、顔画像を標準サイズに正規化するステップと、顔成分（目、眉、鼻、口、および輪郭等）を走査して一次元ピクセル配列を得るステップと、一次元ピクセル配列から平均成分を減算するステップと、減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分（固有目、固有眉、固有鼻、固有口、および固有輪郭等）を乗算するステップと、得られた成分特徴を成分の記述として用いるステップと、顔を記述するために異なる注目度重みを用いて種々の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴、および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含む。

【0012】

第5の、顔画像を記述する方法は、顔画像を標準サイズに正規化するステップと、所定のブロックを用いて顔の成分（目、眉、鼻、口および輪郭等）を得るステップと、顔の成分（目、眉、鼻、口および輪郭等）を走査して一次元ピクセル配列を得るステップと、一次元ピクセル配列から平均成分を減算するステップと、減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分（固有の目、固有の眉、固有の鼻、固有の口および固有の輪郭等）を乗算するステップと、得ら

れた成分特徴を、前記成分の記述として用いるステップと、顔を記述するために異なる注目度重みを用いて各種の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含む。

【0013】

第6の、顔画像の特徴を記述するために異なる固有成分を効率的に組み合わせる方法は、得られた成分特徴を前記成分の記述として用いるステップと、顔を記述するために異なる注目度重みを用いて各種の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、適用分野に応じて異なる成分（目、眉、鼻、口や輪郭等）に対する効率的な重みを選択するステップと、特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含む。

【0014】

第7の、顔画像の特徴を記述するために異なる固有の成分を固有の顔全体と効率的に組み合わせる方法は、得られた顔の固有特徴を前記顔画像の記述として用いるステップと、得られた成分特徴を前記成分の記述として用いるステップと、顔を記述するために異なる注目度重みを用いて顔の特徴の全体を含む種々の成分特徴（目の特徴、眉の特徴、鼻の特徴、口の特徴、および輪郭の特徴等）を組み合わせるステップと、適用分野に応じて顔特全体を含む異なる成分（目、眉、鼻、口や輪郭等）に対する効率的な重みを選択するステップと、特徴を符号化された表現に符号化するステップとを含む。

【0015】

【作用】

本発明、画像検索（サンプル顔による検索）、人物の識別および認証、監視および追跡、その他の顔認識用途に利用可能な、人物の顔を解釈する方法を提供する。顔特徴を記述するために、発明者の観察および導出に基づいて高次固有成分の概念を提案する。最初に、すべての顔画像を標準サイズに正規化する。次に目の垂直位置を計算して、顔を適切な位置に移す。これらの前処理をすべて終了したときに、固有成分および高次固有成分を学習用顔画像の集合から得ることができる。顔データベース内で顔画像を検索するために、固有成分と高次固有成分が

射影された画像の特徴を、選択された固有成分と高次固有成分から計算することができます。これらの特徴を組み合わせて顔を記述することができる。この記述により、ユークリッド距離を用いて類似度を測定することができる。類似度の正確さを高めるために特徴に重みを付ける必要がある。

【0016】

【発明の実施の形態】

本発明は、異なる次数の成分特徴を組み合わることにより、より高次の固有成分特徴を抽出して顔を表現する方法を提供する。

【0017】

正規化された顔画像を用いて、固有成分および高次固有成分は以下のように得られる。

【0018】

最初に、正規化された顔画像の所定のブロックを用いて、顔成分（目、眉、鼻、口や輪郭等）を得る。

【0019】

ラスタースキャンされた顔成分の1次元ベクトルである顔成分 Φ_i を考慮し、平均成分 Ψ を定義する。

【数1】

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \quad (1)$$

すべての顔成分は平均の成分と、ベクトル $\Gamma_i^{(1)} = \Phi_i - \Psi$ だけ異なる。データの共分散行列は従って次式で定義される。

【数2】

$$Q = A^{(1)} A^{(1)T}$$

ここで、 $A^{(1)} = [\Gamma_1^{(1)} \ \Gamma_2^{(1)} \ \dots \ \Gamma_M^{(1)}]$ である。

【0020】

Q は $w \times h$ の次元を有することに留意されたい。ここで、 w と h はそれぞれ成分の幅と高さである。この行列のサイズは大きいが、有限個数の成分ベクトル M だけを加算するため、この行列の階数は $M-1$ を超えることはない。もし、

$v_i^{(1)}$ が $A^{(1)T} A^{(1)}$ ($i = 1, 2, \dots, M$) の固有ベクトルであるならば、 $\lambda_i^{(1)}$ を $A^{(1)T} A^{(1)}$ の固有値として、 $A^{(1)T} A^{(1)} v_i^{(1)} = \lambda_i^{(1)} v_i^{(1)}$ であり、従って上式の左辺に $A^{(1)}$ を乗じることにより $A^{(1)T} v_i^{(1)}$ は $A^{(1)} A^{(1)T}$ の固有ベクトルになることに留意する。

【数3】

$$A^{(1)} A^{(1)T} A^{(1)} v_i^{(1)} = A^{(1)} \lambda_i^{(1)} v_i^{(1)} = \lambda_i^{(1)} A^{(1)} v_i^{(1)}$$

【0021】

しかし、 $A^{(1)T} A^{(1)}$ の大きさは $M \times M$ に過ぎない。従って、 $u_i^{(1)}$ を $A^{(1)T} A^{(1)}$ の固有ベクトルとして次式のように定義する。

【数4】

$$u_i^{(1)} = A^{(1)} v_i^{(1)} = \sum_{k=1}^M v_{ik}^{(1)} \Gamma_k^{(1)}$$

【0022】

固有値 $\lambda_i^{(1)}$ は、固有ベクトル $u_i^{(1)}$ が張る新しい座標空間に沿った分散である。以降、 i の次数が大きいほど固有値が $\lambda_i^{(1)}$ を減少するものと仮定する。固有値は指数的に減少する。従って、 $W^{(1)} = \{W_k^{(1)}\}$ を計算することにより（ここに $W_k^{(1)} = u_k^{(1)T} \Gamma^{(1)}$ かつ $1 \leq k \leq M_1$ ）、顔成分 $\Gamma^{(1)}$ を $M_1 \ll M$ 次元だけに射影することができる。 $W_k^{(1)}$ は新座標系における $\Gamma^{(1)}$ の k 番目の座標である。この前提で $W^{(1)}$ を一次成分特徴と呼ぶ。ベクトル $u_k^{(1)}$ は実際には画像であり、一次固有成分と呼ぶ。 $U^{(1)} = [u_1^{(1)} \ u_2^{(1)} \ \dots \ u_{M_1}^{(1)}]$ とすれば、次式を得る。

【数5】

$$W^{(1)} = U^{(1)T} \Gamma^{(1)} \quad (3)$$

【0023】

$U^{(1)}$ は $M_1 \times P$ 行列であるため、逆行列は存在しない。しかしながら、その擬似逆行列を用いて逆行列を近似することができる。 $U^{(1)T}$ を $U^{(1)T}$ の擬似逆行列とすると次式を得る。

【数6】

$$\Gamma^{(1)} = U^{(1)T} W^{(1)} \quad (4)$$

ここに、 $\Gamma^{(1)}$ は $W^{(1)}$ および $U^{(1)}$ から再構成された行列である。

【0024】

残りの顔成分ベクトルは依然として個々の成分の情報を豊富に含んでいるため、顔成分特徴を再び残りの成分から抽出する必要がある。 $A^{(2)} = [\Gamma_1^{(1)} \ \Gamma_2^{(1)} \ \dots \ \Gamma_M^{(1)}]$ 、 $\lambda_i^{(2)}$ を $A^{(2)T} A^{(2)}$ の固有値、 $v_i^{(2)}$ を $A^{(2)T} A^{(2)}$ の対応する固有ベクトルとすると、 $A^{(2)T} A^{(2)} v_i^{(2)} = \lambda_i^{(2)} v_i^{(2)}$ となる。上述の議論に基づいて、 $A^{(2)T} A^{(2)}$ の固有ベクトルは $u_i^{(2)} = A^{(2)} v_i^{(2)}$ である。従って、 $W^{(2)} = \{W_k^{(2)}\}$ を計算することにより、残余成分 $\Gamma^{(2)}$ を $M_2 \ll M$ 次元だけに射影することができる。ここに、

【数7】

$$w_k^{(2)} = u_k^{(2)T} \Gamma^{(2)} \quad (5)$$

かつ $1 \ll k \ll M_2$ である。 $u_k^{(2)}$ は残余成分の固有ベクトルであるため、 $u_k^{(2)}$ を二次固有成分、 $w_k^{(2)}$ を二次成分特徴と呼ぶ。

【0025】

$U^{(2)} = [u_1^{(2)} \ u_2^{(2)} \ \dots \ u_{M_2}^{(2)}]$ とすれば、式(5)は以下のように書ける。

【数8】

$$\begin{aligned} W^{(2)} &= U^{(2)T} \Gamma^{(2)} \\ &= U^{(2)T} \left(\Gamma^{(1)} - \hat{\Gamma}^{(1)} \right) \\ &= U^{(2)T} \left(\Gamma^{(1)} - U^{(1)T} W^{(1)} \right) \\ &= U^{(2)T} \left(\Gamma^{(1)} - U^{(1)T} U^{(1)T} \Gamma^{(1)} \right) \\ &= \left(U^{(2)T} - U^{(2)T} U^{(1)T} U^{(1)T} \right) \Gamma^{(1)} \end{aligned} \quad (6)$$

また、 $U_2 = (U^{(2)T} - U^{(2)T} U^{(1)T} U^{(1)T})^T$ とすれば次式を得る。

【数9】

$$W^{(2)} = U_2^T \Gamma^{(1)} \quad (7)$$

【0026】

U_2 は定数変換行列であって一度だけ計算されるため、計算効率には影響しない。顔成分は $\Omega(\Phi) = [w_1^{(1)}, w_2^{(1)}, \dots, w_{M1}^{(1)}, w_1^{(2)}, w_2^{(2)}, \dots, w_{M2}^{(2)}]^T$ と記述でき、ここに、 $1 \leq M_1 \leq M_1$ である。 $\Omega(\Phi)$ を計算する際の計算負荷は、固有成分 U から成分特徴を計算するだけの場合と比べて、増大しない。

【0027】

残余成分を二次残余成分と呼び、元の成分を一次残余成分と呼ぶ。

【0028】

同じ方法により、三次、四次、・・・、n次固有成分を導くことができる。対応する次数の残余成分を射影することにより、三次、四次、・・・、n次成分特徴が得られる。これらの高次成分特徴を用いて、成分の類似度を射影間の重み付ユークリッド距離として定義することができる。図1にi次固有成分 $U^{(i)}$ および対応する変換行列 U_i の計算手順を示す。同図において $\text{Pseudo_Inv}(B)$ は行列 B の擬似逆行列を計算する関数である。

【0029】

二つの顔 H_1 と H_2 の非類似度を、固有成分（例：固有目、固有眉、固有鼻、固有口および固有輪郭）と固有顔の射影から生成された各種の顔成分特徴間の距離の結合として定義する。

【数10】

$$\begin{aligned}
D(H_1, H_2) = & \sum_{i=1}^{M_1^{eye}} a_1^{eye} \|w_i^{(1)}(\Phi_1^{eye}) - w_i^{(1)}(\Phi_2^{eye})\| + \sum_{j=1}^{M_2^{eye}} a_2^{eye} \|w_j^{(2)}(\Phi_1^{eye}) - w_j^{(2)}(\Phi_2^{eye})\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{eyebrow}} a_1^{eyebrow} \|w_i^{(1)}(\Phi_1^{eyebrow}) - w_i^{(1)}(\Phi_2^{eyebrow})\| + \sum_{j=1}^{M_2^{eyebrow}} a_2^{eyebrow} \|w_j^{(2)}(\Phi_1^{eyebrow}) - w_j^{(2)}(\Phi_2^{eyebrow})\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{nose}} a_1^{nose} \|w_i^{(1)}(\Phi_1^{nose}) - w_i^{(1)}(\Phi_2^{nose})\| + \sum_{j=1}^{M_2^{nose}} a_2^{nose} \|w_j^{(2)}(\Phi_1^{nose}) - w_j^{(2)}(\Phi_2^{nose})\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{mouth}} a_1^{mouth} \|w_i^{(1)}(\Phi_1^{mouth}) - w_i^{(1)}(\Phi_2^{mouth})\| + \sum_{j=1}^{M_2^{mouth}} a_2^{mouth} \|w_j^{(2)}(\Phi_1^{mouth}) - w_j^{(2)}(\Phi_2^{mouth})\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1^{outline}} a_1^{outline} \|w_i^{(1)}(\Phi_1^{outline}) - w_i^{(1)}(\Phi_2^{outline})\| + \sum_{j=1}^{M_2^{outline}} a_2^{outline} \|w_j^{(2)}(\Phi_1^{outline}) - w_j^{(2)}(\Phi_2^{outline})\| \\
& + \sum_{i=1}^{M_1} a_1 \|w_i^{(1)}(H_1) - w_i^{(1)}(H_2)\| + \sum_{j=1}^{M_2} a_2 \|w_j^{(2)}(H_1) - w_j^{(2)}(H_2)\|
\end{aligned}$$

a 1 = 0 の場合、顔画像の類似度は二次特徴だけを用いて測定される。

【0030】

上述の方法により、顔画像を記述する方法は以下のように考察できる。

- 1) 成分ウインドウ左上隅から始めて成分ウインドウの右下隅までラスタスキャン方式により前記顔成分を走査して一次元ピクセル配列を得る。
- 2) 前記一次元ピクセル配列から平均成分を減算する。
- 3) 前記減算された一次元ピクセル配列に前記一次および高次固有成分を乗ずる
- 4) 得られた成分特徴を顔の記述として用いる。
- 5) 前記特徴を符号化表現としてコーディングする。

【0031】

本方法により、人物の顔の識別性情報の重要度に応じて異なる注目度重みの重みを付けて、人物の顔を効果的かつ空間効率良く記述することができる。

【0032】

【発明の効果】

本発明は、成分ベースの特徴を用いることにより、人物の顔の記述を極めて効率的にする。高次固有成分が学習用成分を用いて一度だけ計算すれば良いため、高次成分特徴は一次成分特徴と同程度の効率で得られる。しかし、詳細な局部的な識別性情報は高次成分特徴により明らかになるため、目、眉、鼻、口および輪

郭の一次成分特徴と高次成分特徴にさまざまな注目度重みを付けて組み合わせた方が、一次固有顔特徴だけ、または一次固有顔特徴と高次固有顔特徴の組み合せと比較して顔記述性能がより高い。

【0033】

本発明は、インターネット・マルチメディア、データベース検索、ビデオ編集、電子図書館、監視および追跡、および顔認識と認証を利用するその他広範な用途に利用可能な顔記述を極めて効果的かつ効率的に提供する。

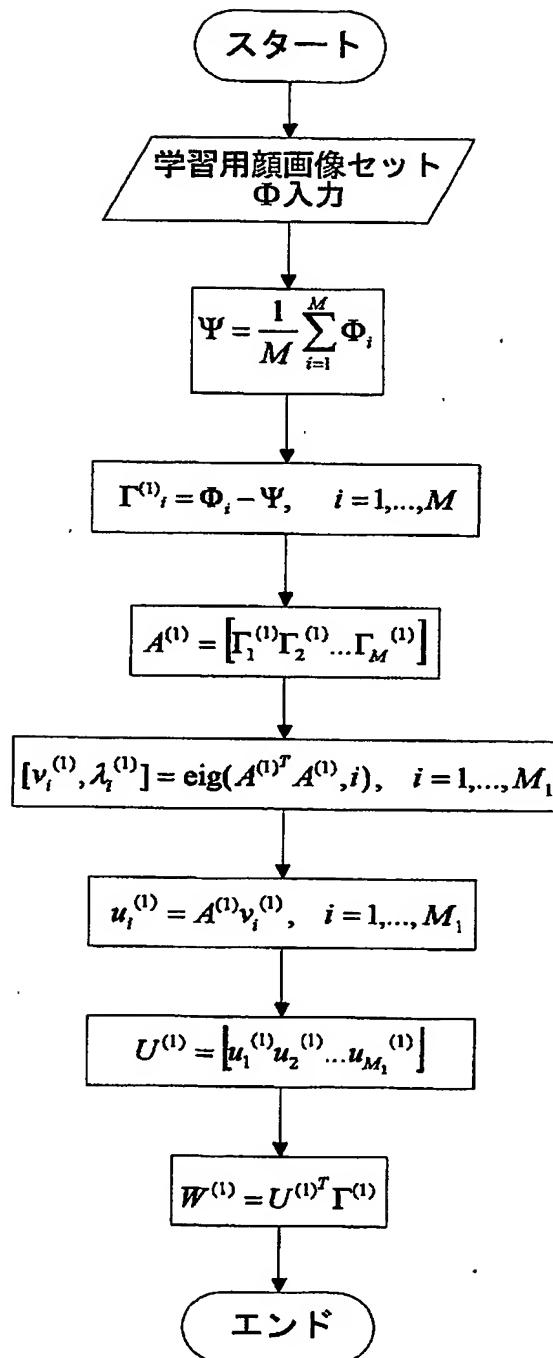
【図面の簡単な説明】

【図1】 一次特徴 $W^{(1)}$ の計算手順を示すフロー図である。

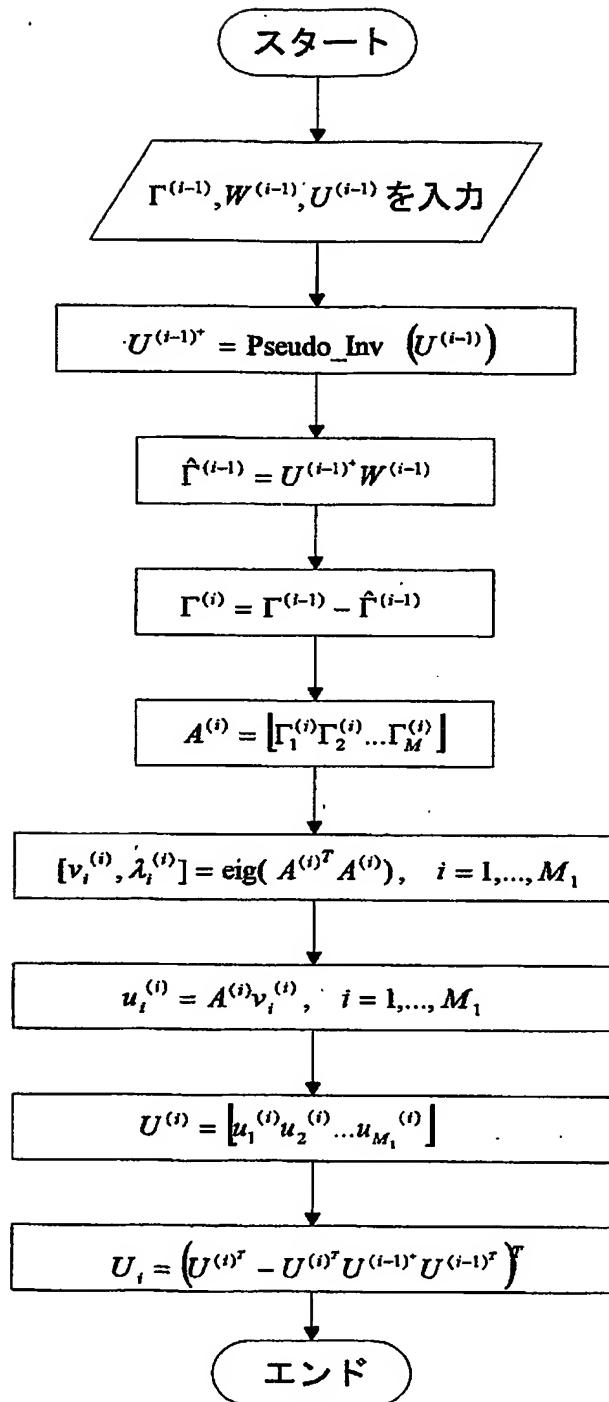
【図2】 一次固有成分および対応する変換行列の計算手順を示すフロー図である。

【書類名】 図面

【図1】



【図2】



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 人間の顔を効果的かつ効率的に符号化および認識する、成分ベースの方法を提供する。

【解決手段】 特定の顔成分の詳細な局所的情報を記述するために高次固有成分を提案する。射影用の高次変換行列の計算式を与える。高次成分特徴を個々に用いて顔成分を記述しても、又は一次成分特徴と組み合わせてもよい。詳細な局所的識別性は高次成分特徴により明らかになるため、目、眉、鼻、口及び輪郭の一次成分特徴と高次成分特徴にさまざまな注目度重み（対応する領域の識別性情報の重要度に基づく）を付けて組み合わせた方が、一次固有顔特徴だけ、又は一次固有顔特徴と高次固有顔特徴の組み合わせと比較して、よりよく顔を記述できる。本発明はインターネット・マルチメディア、データベース検索、ビデオ編集、電子図書館、監視および追跡、顔認識と認証を利用するその他広範な用途に利用できる。

【選択図】 図1

出願人履歴情報

識別番号 [000005821]

1. 変更年月日 1990年 8月28日

[変更理由] 新規登録

住所 大阪府門真市大字門真1006番地
氏名 松下電器産業株式会社